УДК 004.93

Є.М. Федорченко, А.О. Олійник, О.О. Степаненко, С.К. Корнієнко, А.С. Харченко, Д.А. Гончаренко
Національний університет «Запорізька політехніка», Україна
вул. Жуковського, 64, м. Запоріжжя, 69063

РОЗРОБКА ЕВОЛЮЦІЙНИХ АЛГОРИТМІВ У ЗАДАЧАХ УПРАВЛІННЯ АСОРТИМЕНТОМ МЕРЕЖЕВИХ АПТЕК

I. Fedorchenko, A. Oliinyk, A. Stepanenko, S. Korniienko, A. Kharchenko, D. Goncharenko
National University "Zaporizhzhia Polytechnic", Ukraine
64, Zhukovskoho St., Zaporizhzhya, 69063

DEVELOPMENT OF EVOLUTIONARY ALGORITHMS IN THE PROBLEMS OF MANAGING THE ASSORTMENT OF NETWORK PHARMACIES

У статті досліджуються проблеми та існуючі методи оптимізації фінансових показників мережевих аптек. Запропоновано генетичний метод з модифікацією оператора мутації для вирішення даної проблеми. Принципова відмінність розробленого генетичного алгоритму, порівняно з існуючими аналогами, полягає в можливості керування математичним розподілом значень рішення, що дозволяє запобігти передчасній збіжності генетичного алгоритму та використати всі запропоновані гени у долях згідно з обраною моделлю розподілу. Крім цього, запропоновано три модифікації генетичного оператора мутацій. Перша модифікація полягає у виборі значень замін для мутації не випадковим чином, а з ряду, що підкоряється закону нормального розподілу. Друга модифікація служить для визначення доцільності мутації хромосоми, спираючись на знання ретроспективних та прогнозних даних з використанням прогнозної моделі штучної нейронної мережі (ШНМ). Третя модифікація полягає у комбінації двох зазначених модифікацій. Застосування розроблених методів призведе до більш ефективного використання площі аптек, зменшення незадоволеного попиту та, в кінцевому результаті, до зменшення роздрібної вартості ліків за рахунок зменшення видатків на зберігання та обслуговування неоптимально завантажених площ аптеки.

Ключові слова: генетичний алгоритм, еволюційний алгоритм, оптимізація фінансових показників, мінімізація часу перебування товару на складі

The article explores the problems and existing methods of optimizing the financial performance of network pharmacies. Proposed a genetic method with the modification of the mutation operator to solve the problem of managing the range of pharmaceutical products based on evolutionary methods. The fundamental difference between the developed genetic algorithm and its existing counterparts is the ability to control the mathematical distribution of the values of the solution, which prevents premature convergence of the genetic algorithm and uses all proposed genes in fractions according to the chosen distribution model. In addition, three modifications to the genetic operator of mutations are proposed. The first modification is to choose the substitution values for a mutation not in a random way, but from a series, that obeys the law of normal distribution. The second modification serves to determine the appropriateness of the chromosome mutation, based on knowledge of retrospective and predictive data using as a predictive model of SNM. The third modification is the combination of the two modifications mentioned. The application of the developed methods will lead to a more effective use of the pharmacy area, to reduce unmet demand and, ultimately, to reduce the retail cost of drugs by reducing the costs of storing and servicing the suboptimal loading of the pharmacy.

Keywords: genetic algorithm, evolutionary algorithm, financial indicators optimization, minimization of stock in warehouse time

Вступ

У сучасному конкурентному середовищі швидкість та правильність прийняття рішень є ключовим фактором успішності рітейлера, яким і є аптечна мережа. Головними індикаторами успішності роботи аптеки є її фінансові показники: прибуток та оборот.

Впливати на ці показники можна різними методами, але одним з найефективніших є оптимізація асортименту складу аптеки.

Питання оптимального асортименту є важливим як для аптеки, що працює тривалий час, так і для аптеки, що тільки буде відкриватись.

На вибір асортименту впливають такі фактори як площа аптеки, собівартість медикаментів, оборотність асортиментних позицій, маркетингові фактори, фактори сезонності, екологічні фактори, фактори географічного положення аптеки відносно місцевої інфраструктури і т. ін.

Оптимізація асортименту призведе до більш ефективного використання площі аптек, зменшення незадоволеного попиту та, в кінцевому результаті, до зменшення роздрібної вартості ліків за рахунок зменшення видатків на зберігання та обслуговування неоптимально завантажених площ аптеки.

У ході роботи було розроблено генетичний метод багатокритеріальної оптимізації з модифікацією оператора мутації для дослідження ступеня впливу факторів на фінансові показники аптек та вибору моделі оптимізації. У роботі досліджуються проблеми та існуючі методи оптимізації фінансових показників мережевих аптек, розробляється генетичний метод з модифікацією оператора мутації для вирішення проблеми управління асортиментом аптечної продукції, заснований на еволюційних методах. У результаті використання запропонованих методів і засобів, виявляються найбільш значущі, з точки зору підвищення ефективності, процеси прийняття рішень у системі управління асортиментом.

Постановка завдання

Прибуток аптеки залежіть від таких базових факторів: (1) сума продажу; (2) валовий прибуток; (3) довжина складу; (4) показники захворюваності населення.

Математично це можна виразити як функцію від багатьох змінних (1):

$$F(x)=f(x_1, x_2, x_3, x_4), \qquad (1)$$

де $F(x)$ – умовний фінансовий показник; x_1 – значення суми продажів; x_2 –значення валового прибутку; x_3 – значення довжини складу аптеки; x_4 – значення показників здоров’я від обсягів викидів забруднюючих речовин у повітря.

У цій роботі синтезується модель залежності фінансових показників від впливу асортименту продукції аптечної мережі. Перевіряється гіпотеза щодо впливу процентного співвідношення між групами товарів в асортименті на прибутковість аптеки.

Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Оптимізація асортименту в аптеці – це комплекс заходів, спрямований на кількісну і якісну зміну його структури з метою підвищення раціональності і ефективності. Основна мета – гармонізувати асортимент, що призведе до мінімізації витрат і збільшення прибутку аптеки.

Поширеним способом оптимізації асортименту є аналіз дефектури, що дозволяє виявити попит на відсутні препарати шляхом фіксації попиту покупців первостольником в обліковій системі або на паперових носіях (журнал незадоволеного попиту або обліку дефектури). Проте, він має і свої недоліки, оскільки можливе спотворення даних за рахунок недостатньо ефективної системи відстежування дефектури. Окрім цього, не завжди можна отримати об'єктивні дані, оскільки дослідження споживчих переваг тільки в одній торговій точці часто не є репрезентативним [1].

У роботі [2] запропоновано ABC-аналіз для проведення повноцінного аналізу асортименту. Досить часто в аптеках для дослідження асортименту використовують ABC-аналіз. Ідея методу ABC-аналізу будується на підставі принципу Парето: «за більшість можливих результатів відповідає відносно невелике число причин», зараз більш відомого як «правило – 20 на 80». Даний метод аналізу отримав значний розвиток завдяки своїй універсальності і ефективності.

За допомогою цього аналізу товари розбиваються за ступенем впливу на загальний результат. Причому принципом угруповання може бути величина виручки, що отримується від конкретної групи продуктів, обсяг продажів або будь-які інші параметри. Часто виручка більш показова як критерій угруповання. Угруповання за обсягом продажів може бути адекватним у тому випадку, якщо аналізовані товари однорідні за складом і ціною.

Робота [3] надає опис використаного XYZ-аналізу, який допомагає оцінювати і порівнювати стабільність продажів товарних груп або окремих товарів різного типу попиту або різних цінових категорій. Застосовується для оптимізації товарних запасів і визначення частоти замовлення товару.

XYZ-аналіз використовує показник, що характеризує потреби аптеки в товарному запасі.

Алгоритм проведення XYZ-аналізу включає наступні етапи:

1) вибір об'єктів аналізу (товарна група, товарна одиниця, постачальники, клієнти і т.п.);
2) визначення параметрів аналізу (одиниці продажів, обсяг продажів, дохід, середній запас, кількість замовлень і т.п.) і періоду аналізу (тиждень, місяць, квартал, півріччя, рік);
3) визначення коефіцієнтів варіації для аналізованих ресурсів;
4) угруповання ресурсів відповідно до зростання коефіцієнта варіації;
5) розподіл за категоріями X, Y, Z;
6) графічне представлення результатів аналізу.

Необхідно представити задачу так, щоб її розв'язання можна було б записати у вигляді генотипу, тобто вектору значень (генів). Оптимальною буде така стратегія управління асортиментом, яка мінімізує суму всіх витрат, пов'язаних зі створенням, зберіганням і нестачею запасів, в одиницю часу або за певний (у тому числі і нескінченний) проміжок часу. У найзагальнішому вигляді завдання управління асортиментом зводиться до знаходження такого розміру асортименту *xt* у момент часу *t*, який мінімізує загальну функцію витрат (2):

$$F(xt) \rightarrow \min . \qquad (2)$$

Управління асортиментом полягає у відшукуванні такої стратегії поповнення і витрати запасами, при якій функція витрат набуває мінімального значення. Проста модель управління запасами представлена таким чином. Нехай функції $A(t)$, $B(t)$ виражають, відповідно, поповнення запасів, їх витрату за проміжок часу [0, *t*]. Рівень запасу у момент *t* визначається основним рівнянням запасів (3):

$$F(t)=F_0+A(t)-B(t), \qquad (3)$$

де F_0 – початковий запас у момент t=0 [7].

Аналіз [1–3] за предметною областю дозволяє стверджувати, що розробка методів оптимізації фінансових показників є доволі актуальною задачею. Досліджено проблеми та існуючі методи управління асортиментом мережевих аптек. На основі досліджених методів аналізу асортименту можна зробити висновок про те, що комплексні методи аналізу асортименту покажуть необхідність розгляду цілої групи показників ефективності асортименту. Склад цих показників і їх вплив на підсумкову оцінку відрізняється залежно від особливостей асортименту, самої аптеки і сформованої ринкової кон'юнктури. Тому методи [2-5] повинні не тільки вибирати, але й адаптуватися, виходячи з їх поточної ситуації на конкретній аптеці. Проаналізувавши методи [6-7] управління асортиментом, можна зробити висновок, що лінійні моделі не мають повного набору можливостей для вибору варіантів структури асортименту, оскільки вони дозволяють отримати оптимальне рішення тільки на один плановий період і не розглядають його зв'язок із показниками попереднього і наступного періоду. Тому для оптимізації фінансових показників мережевих аптек та підвищення ефективності їх діяльності доцільно використовувати більш складні нелінійні, зокрема нейромережеві, моделі, які дозволять апроксимувати складні багатовимірні нелінійні залежності з високою точністю.

Мета і задачі дослідження

Мета дослідження – створення генетичного методу багатокритеріальної оптимізації з модифікацією оператора мутації для оптимізації фінансових показників мережевих аптек.

Для вирішення завдання оптимізації фінансових показників аптек, таких як функції від розподілу товарних груп в асортименті аптеки, необхідно визначити

такий процентний розподіл груп товарів, при якому будуть виконуватись наступні умови: (1) максимізація прибутку аптеки; (2) мінімізація часу перебування товару на складі («довжини складу»); (3) покращення прогнозованих показників прибутку аптеки; (4) варіабельність асортименту аптеки, що забезпечує представленість максимальної кількості товарних груп в асортименті аптеки.

Розробка модифікації оператора мутації при розв'язанні задачі оптимізації фінансових показників аптек

Задача оптимізації, що виникла і яка розв'язується в цій роботі, характеризується великою кількістю змінних і, як наслідок, великим обсягом простору пошуку, що не дає можливості дослідити все різноманіття рішень за прийнятний час. У зв'язку з цим виникла проблема практичної можливості розв'язання цієї задачі оптимізації: знайти ефективний або хоча б досить простий у практично важливих випадках алгоритм її вирішення. Для розв'язання цієї задачі було прийнято рішення використовувати еволюційні методи [8], які, порівняно з методами повного перебору, дозволять скоротити обчислювальні витрати і розв'язати задачу оптимізації швидше та ефективніше.

Генетичні алгоритми [9] на цей момент є найбільш відомим представником еволюційних методів оптимізації.

Один із недоліків відомих еволюційних алгоритмів [10] полягає у відсутності механізму врахування обмежень оптимізаційного завдання.

Тому, для усунення зазначеного недоліку, у цій роботі запропоновано генетичний метод багатокритеріальної оптимізації з модифікацією оператора мутації для вирішення завдання оптимізації. Розглянемо деяку систему, що складається з двох підсистем, які описуються багатоекстремальними рівняннями:

$$z_1=z_1(x_1,y_1), \quad (4)$$

$$z_2=z_2(x_2,y_2), \quad (5)$$

де x_1, y_1, x_2, y_2 – параметри системи; z_1, z_2 – цільові функції її функціонування [9].

Сформулюємо проблему розв'язання задачі багатоцільової оптимізації такої системи:

$$P^*=P(z_1^*,z_2^*)=\max P(x_1,y_1,x_2,y_2), \quad (6)$$

де P – комплексна цільова функція; $x_{1min} \le x_1 \le x_{1max}$; $x_{2min} \le x_2 \le x_{2max}$; $y_{1min} \le y \le y_{1max}$; $y_{2min} \le y_2 \le y_{2max}$. У зазначеному випадку функція P є, по суті, компонентом багатоцільового показника якості $P\{z_1,z_2\}$ і перетворює сукупність таких компонентів у скалярний цільовий показник [11-12].

Одним із найбільш поширених підходів до врахування обмежень є метод штрафних функцій [13], основна ідея якого полягає в тому, що придатність індивіда обчислюється не тільки залежно від відповідного йому значення цільової функції, а й від міри порушення обмежень:

$$fitness(x)=f(x)+\delta\cdot\lambda(t)\cdot\sum_{j=1}^{m} f_j^{\beta}(x), \quad (7)$$

де t – номер покоління; δ=1, якщо вирішується завдання мінімізації; δ=-1, якщо вирішується завдання максимізації; $f_j(x)$ –штраф за порушення j-го обмеження; β –дійсне число $\lambda(t)=(C\cdot t)^{\alpha}$ [14-16].

У вибраному методі штрафних функцій обчислення значення $f_j(x)$ відбувається динамічно, залежно від міри порушення обмежень, за формулою для t-й ітерації, а значення $\lambda(t)=(C\cdot t)^{\alpha}$:

$$f_i(x)=\begin{cases}\max\{0, g_i(x)\}, j=\overline{1,r}\\ \left|h_j(x)\right|, j=\overline{r+1,m}\end{cases}, \quad (8)$$

де $g_i(x) \le 0$, $h_j(x)=0$ – обмеження задачі [17].

Отже, формула (7) придатності індивіда має вигляд:

$$fitness(x)=f(x)+\delta\cdot\lambda(C\cdot t)^{\alpha}\cdot\sum_{j=1}^{m} f_j^{\beta}(x). \quad (9)$$

Перевагою методу динамічних штрафів [18-20] є те, що він вимагає набагато менше параметрів, ніж інші методи штрафних функцій. Замість вибору з набору фіксованих рівнів порушення обмежень у

цьому методі штраф розраховується динамічно.

Для покращення якості роботи алгоритму та розширення його можливостей було розроблено модифіковані оператори мутації.

Перша модифікація оператора мутації полягає у наступному: нові значення генів для модифікації обираються не як випадкове число, а з ряду випадкових чисел, що підпорядковуються закону нормального розподілення [20-24].

Алгоритм когнітивно-стильової детермінації виконується у наступній послідовності: (1) обрання хромосоми для мутації; (2) генерація умовно-випадкового масиву чисел за законом нормального розподілення, що за розміром приблизно дорівнює розміру хромосоми. Медіанна точка та середньоквадратичне відхилення розподілення співпадає з медіанною точкою ряду; (3) вибір генів для мутації випадковим чином; (4) заміна генів на значення з нормалізованого випадкового ряду; (5) повернення хромосоми у популяцію.

У хромосомі $A=a_1a_2...a_n$ випадковим чином вибирається k позиція (біт) $1 \le k \le n$. Далі проводиться інверсія значення гена в k позиції: $a_k'=a_k$ [25].

У когнітивно-стильовій детермінації значення гена після оператора мутації розраховується за формулами:

$$c_i^* = \begin{cases} c_i + \delta(t, b_i - c_i), \text{при } x = 0 \\ c_i - \delta(t, b_i - a_i), \text{при } x = 1 \end{cases}, \quad (10)$$

$$\delta(t,y) = y(1 - r^{\left(1 - \frac{t}{\varepsilon_{\max}}\right)^b}), \quad (11)$$

де x – ціле випадкове число, що набуває значення 0 або 1; $r \in [0,1]$ – випадкове дійсне число; ε_{max} – максимальна кількість епох алгоритму; b – параметр, що задається дослідником [26].

Крім того, якщо протягом досить великого числа поколінь не відбувається збільшення пристосованості, то застосовуються «мала» і «велика» мутації покоління. При «малій» мутації покоління до всіх осіб, крім 10% кращих, застосовується оператор мутації. При «великій» мутації кожна особа або мутує, або замінюється на таку, яка випадково згенерувала [27-29].

Алгоритм Noetic (інтелектуальної) мутації полягає у використанні ШНМ у процесі мутації. Однією з цілей запропонованої модифікації є забезпечення тільки «позитивної» мутації, тобто такої, яка покращує фенотип хромосоми. Такий оператор виконується у такій послідовності: (1) обрання хромосоми для мутації; (2) застосування стандартної мутації; (3) використання раніше навченої ШНМ для прогнозування прибутковості, передавши на вхід мережі «оригінальної» хромосоми та «мутованої»; (4) порівняти відповіді ШНМ і, тільки якщо «мутована» хромосома забезпечує кращу прибутковість, додати її в популяцію. В іншому випадку, в популяцію повертається «оригінальна» хромосома [30].

Математично штучний нейрон, зазвичай, представляють як деяку нелінійну функцію від єдиного аргументу – лінійної комбінації всіх вхідних сигналів. Цю функцію називають функцією активації або функцією спрацьовування, передавальною функцією [31].

Функціонування нейрона можна описати формулою:

$$y = \begin{cases} 1, \sum_{i=1}^{N} w_i u_i \ge v \\ 0, \sum_{i=1}^{N} w_i u_i < v \end{cases}, \quad (12)$$

де y – вихідний сигнал нейрона; $w_1...w_N$ –синаптичні вагові коефіцієнти; $u_1...u_N$ –вхідні сигнали ШН; v – порогове значення [20].

Модель (13) може бути представлена у вигляді:

$$y = f\left(\sum_{i=0}^{N} w_i u_i\right), \quad (13)$$

де $w_0= v$, $u_o=1$.

Третім типом модифікації оператора мутації є комбінація попередніх двох методів.

Алгоритм Merger (об'єднавчої) мутації виконується у такій послідовності:

–обрання хромосоми для мутації;
–застосування «нормалізуючої» мутації;
–використання раніше навченої ШНМ для прогнозування прибутковості, передавши на вхід мережі «оригінальної» хромосоми та «мутованої»;
–порівняти відповіді ШНМ і, тільки якщо «мутована» хромосома забезпечує кращу прибутковість, додати її у популяцію. В іншому випадку, в популяцію повертається "оригінальна" хромосома [32].

Як функцію активації *f*, що наведена у формулі (13), можна використовувати функцію (14):

$$f(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ 0, x < 0 \end{cases}. \quad (14)$$

Окрім виразу (14), як функції активації *f* також можуть застосовуватися порогові функції [22] вигляду (15) та (16)

$$f(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ -1, x < 0 \end{cases}, \quad (15)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1, \ x > 1 \\ -1, x < -1 \\ x, |x| \leq 1 \end{cases}. \quad (16)$$

Розроблено генетичний метод багатокритеріальної оптимізації з модифікацією оператора мутації, який переважає по надійності і швидкості порівняно з методами повного перебору. Окрім цього, модифікований генетичний алгоритм, наділений способами врахування обмежень, є ефективним інструментом для розв'язання задачі оптимізації асортименту в аптеці. Це, у свою чергу, призведе до більш ефективного використання площі аптек, зменшення незадоволеного попиту та, в кінцевому результаті, до зменшення роздрібної вартості ліків за рахунок зменшення видатків на зберігання та обслуговування неоптимально завантажених площ аптеки.

Експерименти методів ініціалізації початкової популяції еволюційного алгоритму

Вибірка даних містила інформацію про структуру чека клієнтів аптечної мережі. Структура чека характеризується інформацією про наявність певних товарів у ньому. Основними ознаками (атрибутами), що характеризують структуру чека покупця є:
–x_1 – ідентифікатор клієнта (KeyCustomer) - унікальний номер, що дозволяє однозначно визначити конкретного клієнта аптечної мережі;
–x_2 – SKUQTY – кількість найменувань товарів у чеку;
–x_3 – ATCQty – кількість ATC груп;
–x_4 – SalesSum – сумарна вартість товарів у чеку;
–x_5 – MarginSum – торгова точка, яка здійснює продаж товару;
–x_6 – OrderQty – кількість чеків певного клієнта на момент поточної покупки;
–x_7 – AvrOrder – середній чек (грошова оцінка) певного клієнта;
–x_8 – OrderRowsQty – розмір знижки;
–x_9 – AvrPositionsQty – середня кількість товарів у чеку певного клієнта;
–x_{10} – структура товарів у чеку, що представлена у вигляді:

$$x_{10} = \{ t_i, C_i, S_i > \}, \quad (17)$$

де t_i – найменування i-го товару в чеку; C_i – кількість i-го товару в чеку; S_i – вартість одиниці i-го товару в чеку.

Для вирішення завдання оптимізації фінансових показників аптек, як функції від розподілу товарних груп в асортименті аптеки, необхідно визначити такий відсотковий розподіл груп товарів, при якому будуть виконуватись наступні умови:
–максимізація прибутку аптеки;
–мінімізація часу перебування товару на складі («довжини складу»);
–покращення прогнозованих показників прибутку аптеки;
–варіабельність асортименту аптеки, що забезпечує представленість максимальної кількості товарних груп в асортименті аптеки.

За одиницю групи товару було обрано групу класифікації довідника лікарських засобів Моріон (Анатомо-терапевтично-хімічна класифікація – міжнародна система класифікації лікарських

засобів. Використовуються скорочення: латиницею ATC (від Anatomical Therapeutic Chemical)).

Важливою вимогою до даних для моделювання є їх якість. Якщо дані містять т.з. «шум», сезонну компоненту, викиди, пропуски – це негативно впливає на точність прогнозів та якість моделей.

При обробці пропусків даних порожні значення замінюються на медіанне значення, розраховане за формулою (18):

$$M_e = X_{Me} + i_M \frac{\frac{\sum f}{2} + S_{Me-1}}{f_{Me}}, \qquad (18)$$

де X_{Me} – нижнє значення медіанного інтервалу; i_M – медіанний інтервал; S_{Me} – сума спостережень, що була накопичена до початку медіанного інтервалу; f_{Me} – кількість спостережень у медіанному інтервалі [26].

Таким чином забезпечується мінімальна статистична погрішність від значень ряду.

Для нормалізації даних використовується метод нормалізації MinMax [28]. Нормалізоване значення змінної *x* розраховується за формулою (19)

$$z(x) = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}. \qquad (19)$$

Одним із методів оцінки ефективності сформованої корзини асортименту є забезпечення прибутку у прогнозному періоді. Для надання такої оцінки доцільно використовувати поширені методи прогнозування.

Прогнозування можна здійснювати за абсолютним значенням або за напрямком тренда.

До методів прогнозування за абсолютним значенням відносяться [29]:
–лінійна регресія;
–поліноміальна регресія.

Для прогнозування за напрямком, тренд можна представити як набір дискретних класів [30]. У найпростішому випадку бінарної класифікації виконується умова (20).

$$P(x) = \begin{cases} 0, \Delta f(x) \le 0 \\ 1, \Delta f(x) > 0 \end{cases}, \qquad (20)$$

де P(x) – прогнозований клас; Δf(x) – зміна значення щодо попереднього періоду.

Для оцінки якості прогнозних моделей використовується Інформаційний критерій Байеса (Bayesian information criterion (BIC)), середня абсолютна помилка (Mean Absolute Error (MAE)) та середньоквадратична помилка (Mean Square Error (MSE)) [32].

Як навчальні моделі, використовувались дані про співвідношення груп ATC в асортименті аптеки.

Шари ШНМ наведені в таблиці 1.

Таблиця 1. Шари ШНМ для прогнозування руху тренду

Тип шару	Кількість нейронів	Функція активації
Вхідний (перший)	14	ReLU
Прихований (другий)	27	ReL
Прихований (третій)	20	ReLU
Прихований (четвертий)	10	ReLU
Вихідний (п'ятий)	1	ReLU

У таблиці 2 наведені порівняльні характеристики моделей прогнозування, розраховані на даних продажів аптеки за період 2013-2017 років.

Таблиця 2. Якісні характеристики прогнозованих моделей

Модель	BIC	MAE	MSE
Лінійна регресія	-102,81	-	-
Поліноміальна регресія	-63,57	-	-
Логістична регресія	94,99	-	-
ШНМ	-	0,024	0,1067

Складність оптимізації в цьому випадку полягає в тому, що оптимізувати треба не один параметр, а два (прибуток та оборотність товару), і при цьому забезпечити присутність усіх груп товарів в асортименті аптеки. Якщо прибуток виразити, як P, а довжину складу через L, то у загальному вигляді функція для оптимізації набуде вигляду [37]:

$$f(P,L) = F = \frac{P}{L}, \tag{21}$$

де F – фітнес функція.

На рис. 1 представлений типовий розподіл АТС-груп товарів у розрізі довжини складу (оборотності товару). На цьому рисунку зображена залежність середньомісячного прибутку на одиницю продукції від середньої довжини складу. Можна побачити, що за обсягом аптечних продажів лідує група АТС406, зокрема має такі показники, як середньомісячний прибуток, який складає 0.60 та середню довжину, що дорівнює 0.4.

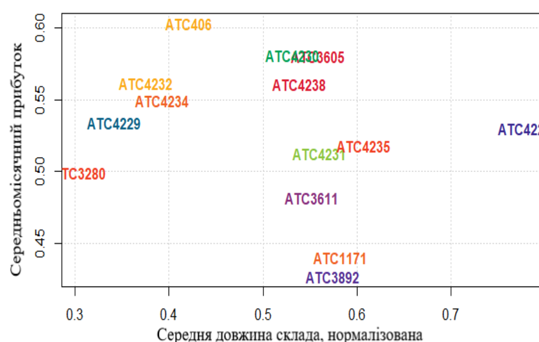


Рис. 1. Типовий розподіл АТС-груп товарів у розрізі довжини складу (оборотності товару)

Можна припустити, що класичний ГА швидко зійдеться на очевидному рішенні розподілити більший відсоток за групами, що мають найбільшу прибутковість та невелике значення довжини складу. На рис. 2 зображено відсотковий розподіл груп товарів класичного ГА. Як можна побачити, ГА розподілив 94 % на групи АТС406 та АТС4232, а на інші групи всього 6 %.

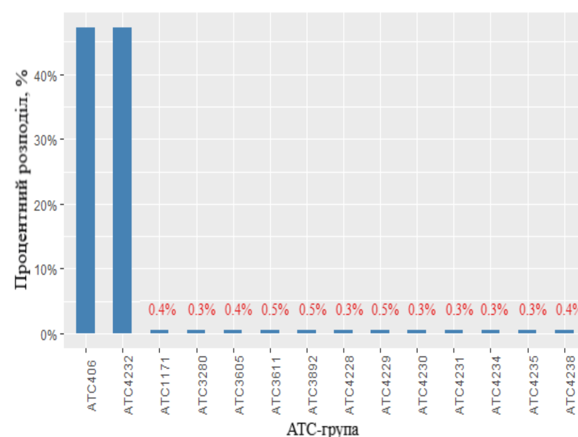


Рис. 2. Результат роботи класичного ГА

Але для аптеки такий розподіл є неприйнятним, тому що при цьому сформується незадовільний запит покупців, що призведе до зниження кількості відвідувачів та, як наслідок, зниження прибутку.

Тому модифікований ГА повинен виконувати додаткову умову – розподіл груп товарів має бути близький до нормального розподілу (функція Гауса) [38].

Для вирішення цього завдання в цільову функцію було введено поняття штрафу алгоритму. Це означає, що якщо оцінювана популяція не відповідає нормальному розподілу, то значення фітнес-функції падає пропорційно. Також були введені вагові коефіцієнти для прибутку і довжини складу, що дозволило гнучко керувати пріоритетом показників [39].

Рівняння (21) набуло вигляду (22):

$$f(P,L) = \frac{2P + e^{A}}{e^{L}}, \tag{22}$$

де P – очікуваний прибуток; L – довжина складу; A – ступінь близькості розподілення до нормального.

Величина A – це результат тесту Андерсона–Дарлінга, що показує, наскільки розподіл вибірки співпадає з нормальним розподілом. Чим більша ця величина, тим швидше зростає фітнес-функція.

Після коригування фітнес-функції ГА показав наступні результати (рис. 3). На рис. 3 зображено відсотковий розподіл груп товарів класичного ГА з використанням штраф-алгоритму: як можна побачити, розподіл долі товарних груп в асортименті став більш варіабельним.

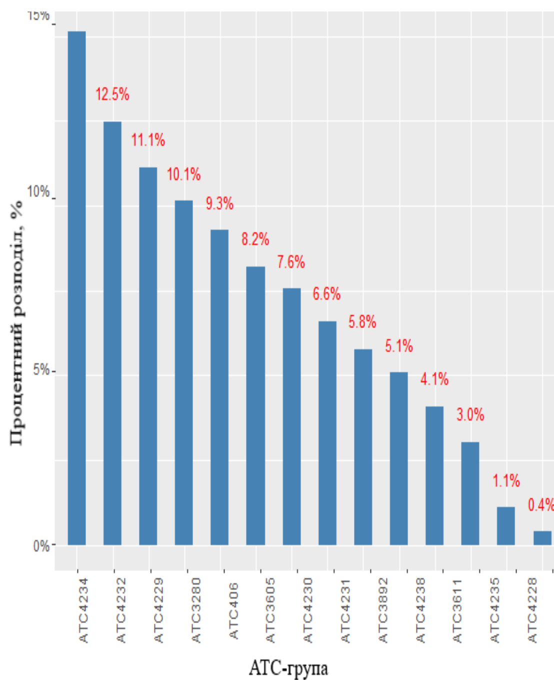


Рис. 3. Розподіл груп товарів (штраф-алгоритму)

На рис. 4 представлено результати роботи запропонованого методу когнітивно-стильової детермінації, а саме відсотковий розподіл груп товарів. Як можна побачити, розподіл долі товарних груп в асортименті став більш близьким до нормального розподілу (функція Гауса).

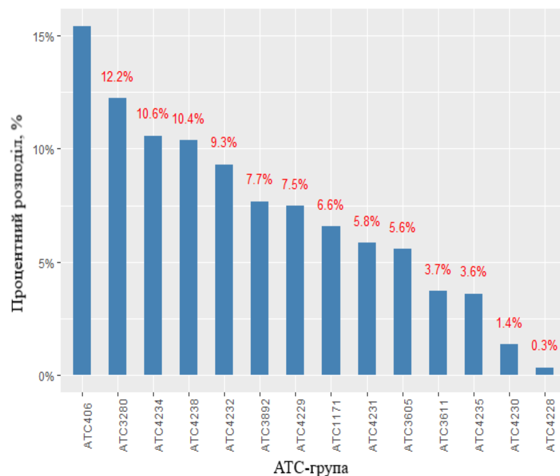


Рис. 4. Розподіл груп товарів (когнітивно-стильова детермінація)

Наступна модифікація оператора мутації полягає у внесенні в роботу оператора мутації «інтелекту». Ця модифікація служить для визначення доцільності мутації хромосоми, спираючись на знання ретроспективних та прогнозованих даних з використанням ШНМ як прогнозовану модель. Результати роботи модифікованого оператора представлені на рис. 5.

На рис. 5 зображено відсотковий розподіл груп товарів Noetic-мутації, на якому можна побачити, що, порівняно з когнітивно-стильовою детермінацією, розподіл долі товарних груп в асортименті Noetic-мутації не підкорюється закону нормального розподілу. Але, при цьому, модифікований ГА забезпечує досить прийнятні параметри вихідної множини.

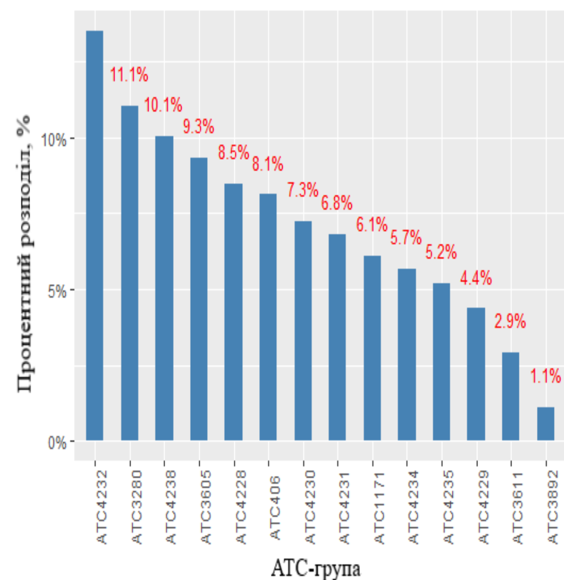


Рис. 5. Розподіл груп товарів (Noetic-мутація)

Третя модифікація полягає у комбінації двох зазначених модифікацій. Результати роботи модифікованого оператора представлені на рис. 6. На рис. 6 зображено відсотковий розподіл товару при об'єднанні когнітивно-стильової детермінації та Noetic-мутації, на якому видно, що розподіл долі товарних груп в асортименті став більш близьким до нормального розподілу порівняно з Noetic-мутацією, але менш близьким, ніж у когнітивно-стильовій детермінації.

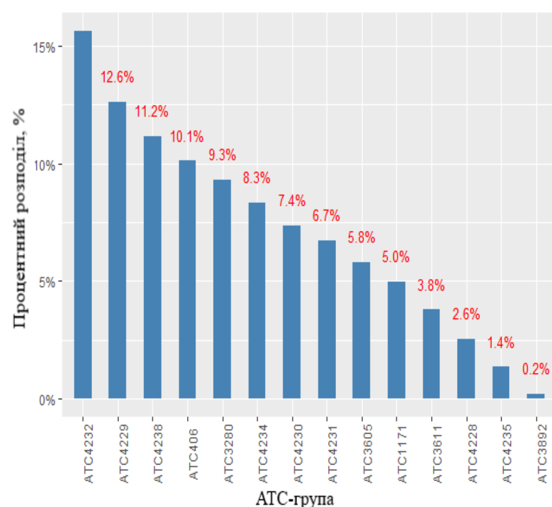


Рис. 6. Розподіл груп товарів (Merger-мутація)

Оцінка ефективності генетичних алгоритмів проводилася за параметрами: тривалість розрахунку ітерацій, тест Андерсона-Дарлінга, середньоквадратична похибка, очікуваний середній приріст прибутку, середня довжина складу нормалізована. Під тестом Андерсона-Дарлінга [22] вважається критерій, який призначений для перевірки, наскільки розподіл вибірки співпадає з нормальним розподілом. Середньоквадратична похибка є середньоквадратичною відстанню між прогнозованим і фактичним значенням. Критерій прибутковості розраховувався як різниця між рівнем валового доходу торгівлі та рівнем витрат обігу.

У таблиці 3 наведено порівняльні дані роботи класичного ГА та модифікованих версій.

Таблиця 3. Порівняльний аналіз модифікацій ГА

№ з/п	Тип моделі	Тривалість розрахунку, ітерацій, с	Тест Андерсона - Дарлінга	Середньо-квадратична похибка	Очікуваний середній приріст прибутку, %	Середня довжина склада нормалізована
1	Лінійна регресія	875	0,8878315	0,8080	0,50525923	0,4955
2	Поліноміальна регресія	983	0,8971466	0,998	0,5212312	0,5397
2	Логістична регресія	787	0,8772425	0,977	0,509569	0,46345
4	ШНМ	991	0,8878415	0,967	0,5345789	0,39445
5	Класичний ГА	994	$3{,}67 \cdot 10^{-7}$	0,9358	0,5217804	0,3964
6	ГА зі штрафом	974	0,9978415	0,754	0,5407766	0,44987
7	Когнітивно-стильова детермінація	393	0,9837505	0,782	0,5564371	0,4587188
8	Noetic-мутація	804	0,9986964	0,638	0,5397302	0,4946176
9	Merger-мутація	1024	0,9976742	0,685	0,5438465	0,4544578

Обговорення

Можна побачити, що при використанні Noetic- та Merger-мутацій збільшується тривалість розрахунку (зокрема, при використанні Merger-мутації час синтезу нейромоделі складає 1024с, при використанні Noetic-мутації – 804с порівняно з часом 787с при використанні логістичної регресії). Таке збільшення зумовлене використанням ШНМ, яка тренована на реаль-

них співвідношеннях, що не підкорюються закону нормального розподілу. Але при цьому ГА забезпечує достатньо оптимальні параметри вихідної множини.

Метод «Merger-мутація» показує більш успішні результати порівняно з логістичною регресією, а саме за показником тесту Андерсона-Дарлінга (при використанні Merger-мутації показник тесту складає 0,9976742 на відміну від логістичної регресії, у якій показник тесту Андерсона-Дарлінга дорівнює 0,8772425) можна стверджувати, що розподіл вибірки є більш прийнятним до нормального розподілу. Отже, фітнес функція Merger-мутації зростає швидше порівняно з логістичною регресією. А також даний метод забезпечує кращу прибутковість (при Merger-мутації прибутковість становить 0,5438465%, а при логістичній регресії 0,509569%), проте вимагає більше обчислювальних та часових витрат (при використанні Merger-мутації час синтезу нейромоделі складає 1024с) з причини, покладеної в його основу як ідеї об'єднання когнітивно-стильової детермінації та Noetic-мутації.

При порівнянні Noetic-мутації з класичним ГА можна зробити висновок, що Noetic краща за показниками тривалості розрахунку (зокрема, при використанні Noetic-мутації час синтезу нейромоделі складає 804с порівняно з часом 994с при використанні класичного алгоритму) та середнім приростом прибутку (показник прибутку у Noetic-мутації складає 0,5397302%, а у класичного ГА становить 0,5217804%), але поступається за показниками довжини складу (зокрема, при використанні Noetic-мутації складає 0,4946176, а у класичного ГА становить 0,3964). Порівнюючи Noetic-мутацію з ГА зі штрафом, що є також розвитком класичного ГА, можна сказати, що ті алгоритми рівноправні за ефективністю.

Найкращі результати показала когнітивно-стильова детермінація, тобто вона дає виграш у тривалості розрахунку, що становить 393с на середньому прирості прибутку, який складає 0,5564371%, що набагато більше своїх аналогів.

Отримані результати дозволяють зробити висновок про те, що запропонований підхід до вирішення завдань оптимізації фінансових показників мережевих аптек дає змогу збільшити середній приріст прибутку аптеки на 0,53% та мінімізувати довжину складу до 0,45 з урахуванням середньоквадратичної похибки 0,685.

Таким чином, у роботі запропоновано і обґрунтовано новий підхід до вирішення завдання оптимізації процесу роботи відділу закупівлі ліків, основна ідея якого полягає у використанні модифікованого генетичного методу для оптимізації параметрів моделі з контролем математичного розподілення значень вихідної хромосоми, з метою підвищення ефективності (стійкості) ГА як еволюціонуючої системи. Розроблений алгоритм з ефективності вирішення задачі оптимізації на множині тестових даних перевершує методи регресії та класичний ГА.

Висновки

Наукова новизна роботи полягає у тому, що запропоновано модифікований генетичний метод для оптимізації параметрів моделі з контролем математичного розподілення значень вихідної хромосоми. Принципова відмінність розробленого генетичного алгоритму, порівняно з існуючими аналогами, полягає в можливості керування математичним розподілом значень рішення, що дозволяє запобігти передчасній збіжності генетичного алгоритму та використати всі запропоновані гени у долях згідно з обраною моделлю розподілу. Крім цього, запропоновано три модифікації генетичного оператора мутацій. Перша модифікація полягає у виборі значень замін для мутації не випадковим чином, а з ряду, що підкоряється закону нормального розподілу. Це дозволяє отримати більш «нормалізовані» хромосоми та прискорити збіжність генетичного алгоритму з завданим законом розподілу. Друга модифікація служить для визначення доцільності мутації хромосоми, спираючись на знання ретроспективних та прогнозованих даних з використанням ШНМ як прогнозованої моделі. Це дозволяє направляти мутацію, не додаючи в популяцію гени, які не покращать вихідну

популяцію. Третя модифікація полягає у комбінації двох зазначених модифікацій.

Порівняльний аналіз роботи класичного ГА та модифікованих версій показує, що найкращі результати досягнуті у когнітивно-стильовій детермінації. Крім того, аналіз показав, що Noetic- та Merger-мутації істотно ефективніші за середнім приростом прибутку, незважаючи на велику тривалість розрахунку. Отже, отримані результати дозволяють зробити висновок про те, що запропоновані модифікації оператора мутації є доцільними та ефективними для вирішення проблеми оптимізації асортименту аптеки. Застосування розроблених методів призведе до більш ефективного використання площі аптек, зменшення незадоволеного попиту та, в кінцевому результаті, до зменшення роздрібної вартості ліків за рахунок зменшення видатків на зберігання та обслуговування неоптимально завантажених площ аптеки.

Література

1. Sak, H., Senior, A., Beaufays, F., 2014. Long Short-Term Memory Based Recurrent Neural Network Architectures for Large Vocabulary Speech Recognition. *Cornell University Library.*
2. On some extensions to GA package. [online] Availabe at: https://arxiv.org/pdf/1605.01931.pdf
3. Swingler, K., 2001. Applying Neural Networks: A Practical Guide, *Morgan Kaufman Publishers*, pp. 1-301.
4. Broomhead, D.S., 1988. Radial Basis Functions, Multi-Variable Functional Interpolation and Adaptive Networks. *RSRE Memorandum*, 4148, pp. 1-35.
5. Hopfield, J.J., 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 79, pp. 2554 – 2558.
6. Rosenblatt, F., 1958. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Cornell Aeronautical Laboratory*, 65, 6.
7. Bourlard, H., 1988. Auto-Association by Multilayer Perceptrons and Singular Value. *Biologycal Cybernetics*, 59, pp. 291 – 294.
8. Baker J., 1987. Reducing Bias and Inefficieny in the Selection Algorithm. Genetic Algorithms and Their Applications. *Proc. Second International Conf. J. Grefenstette*.
9. Michalewicz Z., Schoenauer M., 1996. Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems. *Evolutionary Computation*, 4 (1), pp. 1–32.
10. Дубровин В.И., Федорченко Е.Н., 2009. Модификация оператора мутации. Складні системи та процеси. Матеріалознавство, електроніка, інформатика. *Науковий журнал*, 2(16), с.86.
11. Gen M., Cheng R., 1997. Genetic algorithms and engineering. *John Wiley & Sons*, New Jersey, pp. 352.
12. Haupt, R., Haupt l., 2004. Practical genetic algorithms. *John Wiley & Sons*, 2, pp. 261.
13. Willach Pharmacy Solutions. [online] Availabe at: https://www.willach-pharmacy-solutions.com/EN/index.php
14. Stepanenko, A., Oliinyk, A., Deineha, L., Zaiko, T., 2018. Development of the method for decomposition of superpositions of unknown pulsed signals using the se-condorder adaptive spectral analysis. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2, 9(92), pp 48-54. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.126578
15. Oliinyk, A., Leoshchenko, S., Lovkin, V., Subbotin, S., Zaiko, T., 2018. Parallel data reduction method for complex technical objects and processes. *IEEE: The International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT),* Kyiv, Ukraine, pp. 496-501. DOI: 10.1109/DESSERT.2018.8409184
16. Oliinyk, A., Fedorchenko, I., Stepanenko, A., Rud, M., Goncharenko, D., 2018. Evolutionary method for solving the traveling salesman problem. Problems of Infocommunications. *IEEE: 5th International Scientific-Practical Conference, Science and Technology (PICST2018)*, Kharkiv, Kharkiv National University of Radioelectronics, pp. 331 – 339.
17. Alsayaydeh, J.A., Shkarupylo, V., Hamid, M.S., Skrupsky, S., Oliinyk, A., 2018. Stratified Model of the Internet of Things Infrastructure. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, 13, 20, pp. 8634-8638. DOI: 10.3923/jeasci.2018.8634.8638
18. Dopico, J.R., Calle, J.D., Sierra, A.P., 2009. Encyclopedia of artificial intelligence. *Information Science Reference*, New York, 1-3, pp. 1677.
19. Nagata Y.A, Kobayashi, S., 2012. Powerful Genetic Algorithm Using Edge Assembly Crossover for the Traveling Salesman Problem. *INFORMS Journal on Computing*, 25, 2, pp. 346-363. DOI: 10.1287/ijoc.1120.0506
20. Hoffman, K., Padberg, M., Rinaldi, G., 2013. Traveling Salesman. *Encyclopedia of Operations Research and Management Science*, pp. 1573-1578. DOI: 10.1007/978-1-4419-1153-7_1068
21. Wang, Y., 2014. The hybrid genetic algorithm with two local optimization strategies for traveling salesman problem. *Computers & Industrial Engineering*, 70, pp. 124-133. DOI: 10.1016/j.cie.2014.01.015
22. Sanches, D., Whitley, D., 2017. Improving an exact solver for the traveling salesman problem using partition crossover. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pp. 337-344. DOI: 10.1145/3071178.3071304
23. Hussain, A., Muhammad, Y., 2017. Genetic Algorithm for Traveling Salesman Problem with Modified Cycle Crossover Operator. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 7. DOI: 10.1155/2017/7430125

24. Tsai, C., Tseng, S., 2014. High-Performance Genetic Algorithm: Using Traveling Salesman Problem as a Case. *The Scientific World Journal*, 14. DOI: 10.1155/2014/178621
25. Yarymbash, D., Yarymbash, S., Kotsur, M., Divchuk, T., 2018. Enhancing the effectiveness of calculation of parameters for short circuit of threephase transformers using field simulation methods. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 4, 5 (94), pp. 22-28. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.140236.
26. Shkarupylo V. Development of stratified approach to software defined networks simulation / V. Shkarupylo, S. Skrupsky, A. Oliinyk, T. Kolpakova // EasternEuropean Journal of Enterprise Technologies. – 2017. – Vol. 89, Issue 5/9. – P. 67–73. DOI: 10.15587/1729-4061.2017.110142.
27. Kolpakova, T., Oliinyk, A., Lovkin, V., 2017. Improved method of group decision making in expert systems based on competitive agents selection. *IEEE: First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)*, Kyiv, pp. 939–943. DOI: 10.1109/UKRCON.2017.8100388
28. Yarymbash, D., Kotsur, M., Subbotin, S., Oliinyk A., 2017. New Simulation Approach of the Electromagnetic Fields in Electrical Machines. *Information and Digital Technologies (IDT'2017)*, Zilina, pp. 429–434. DOI: 10.1109/DT.2017.8024332
29. Kotsur, M., Yarymbash, D, Kotsur, I., Bezverkhnia Yu., 2018. Speed Synchronization Methods of the Energy-Efficient Electric Drive System for Induction Motors. *IEEE: 14-th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET 2018)*, Lviv-Slavske, Ukraine, pp. 304-307 DOI:10.1109/TCSET.2018.8336208
30. Oliinyk, A., Zaiko, T., Subbotin, S., 2014. Factor analysis of transaction data bases. *Automatic Control and Computer Sciences*, 48, 2, pp. 87-96.
31. Oliinyk, A., Subbotin, S., 2016. A stochastic approach for association rule extraction. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 26, 2, pp. 419-426.
32. Oliinyk, A., Zayko, T., Subbotin, S., 2014. Synthesis of Neuro-Fuzzy Networks on the Basis of Association Rules. *Cybernetics and Systems Analysis*, 50, 3, pp. 348-357.

References

1. Sak, H., Senior, A., Beaufays, F., 2014. Long Short-Term Memory Based Recurrent Neural Network Architectures for Large Vocabulary Speech Recognition. Cornell University Library.
2. On some extensions to GA package. [online] Availabe at: https://arxiv.org/pdf/1605.01931.pdf
3. Swingler, K., 2001. Applying Neural Networks: A Practical Guide, Morgan Kaufman Publishers, pp. 1-301.
4. Broomhead, D.S., 1988. Radial Basis Functions, Multi-Variable Functional Interpolation and Adaptive Networks. RSRE Memorandum, 4148, pp. 1-35.
5. Hopfield, J.J., 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 79, pp. 2554 – 2558.
6. Rosenblatt, F., 1958. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. Cornell Aeronautical Laboratory, 65, 6.
7. Bourlard, H., 1988. Auto-Association by Multilayer Perceptrons and Singular Value. Biologycal Cybernetics, 59, pp. 291 – 294.
8. Baker J., 1987. Reducing Bias and Inefficieny in the Selection Algorithm. Genetic Algorithms and Their Applications. Proc. Second International Conf. J. Grefenstette.
9. Michalewicz Z., Schoenauer M., 1996. Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems. Evolutionary Computation, 4 (1), pp. 1–32.
10. Dubrovin V.I., Fedorchenko E.N., 2009. Modifikatsiya operatora mutatsii. SkladnI sistemi ta protsesi. MaterIaloznavstvo, elektronIka, Informatika. Naukoviy zhurnal, 2(16), s.86.
11. Gen M., Cheng R., 1997. Genetic algorithms and engineering. John Wiley & Sons, New Jersey, pp. 352.
12. Haupt, R., Haupt l., 2004. Practical genetic algorithms. John Wiley & Sons, 2, pp. 261.
13. Willach Pharmacy Solutions. [online] Availabe at: https://www.willach-pharmacy-solutions.com/EN/index.php
14. Stepanenko, A., Oliinyk, A., Deineha, L., Zaiko, T., 2018. Development of the method for decomposition of superpositions of unknown pulsed signals using the se-condorder adaptive spectral analysis. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2, 9(92), pp 48-54. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.126578
15. Oliinyk, A., Leoshchenko, S., Lovkin, V., Subbotin, S., Zaiko, T., 2018. Parallel data reduction method for complex technical objects and processes. IEEE: The International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT), Kyiv, Ukraine, pp. 496-501. DOI: 10.1109/DESSERT.2018.8409184
16. Oliinyk, A., Fedorchenko, I., Stepanenko, A., Rud, M., Goncharenko, D., 2018. Evolutionary method for solving the traveling salesman problem. Problems of Infocommunications. IEEE: 5th International Scientific-Practical Conference, Science and Technology (PICST2018), Kharkiv, Kharkiv National University of Radioelectronics, pp. 331 – 339.
17. Alsayaydeh, J.A., Shkarupylo, V., Hamid, M.S., Skrupsky, S., Oliinyk, A., 2018. Stratified Model of the Internet of Things Infrastructure. Journal of Engineering and Applied Sciences, 13, 20, pp. 8634-8638. DOI: 10.3923/jeasci.2018.8634.8638
18. Dopico, J.R., Calle, J.D., Sierra, A.P., 2009. Encyclopedia of artificial intelligence. Information Science Reference, New York, 1-3, pp. 1677.
19. Nagata Y.A, Kobayashi, S., 2012. Powerful Genetic Algorithm Using Edge Assembly Crossover for the

Traveling Salesman Problem. INFORMS Journal on Computing, 25, 2, pp. 346-363.
DOI: 10.1287/ijoc.1120.0506

20. Hoffman, K., Padberg, M., Rinaldi, G., 2013. Traveling Salesman. Encyclopedia of Operations Research and Management Science, pp. 1573-1578.
DOI: 10.1007/978-1-4419-1153-7_1068
21. Wang, Y., 2014. The hybrid genetic algorithm with two local optimization strategies for traveling salesman problem. Computers & Industrial Engineering, 70, pp. 124-133.
DOI: 10.1016/j.cie.2014.01.015
22. Sanches, D., Whitley, D., 2017. Improving an exact solver for the traveling salesman problem using partition crossover. Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, pp. 337-344.
DOI: 10.1145/3071178.3071304
23. Hussain, A., Muhammad, Y., 2017. Genetic Algorithm for Traveling Salesman Problem with Modified Cycle Crossover Operator. Computational Intelligence and Neuroscience, 7.
DOI: 10.1155/2017/7430125
24. Tsai, C., Tseng, S., 2014. High-Performance Genetic Algorithm: Using Traveling Salesman Problem as a Case. The Scientific World Journal, 14.
DOI: 10.1155/2014/178621
25. Yarymbash, D., Yarymbash, S., Kotsur, M., Divchuk, T., 2018. Enhancing the effectiveness of calculation of parameters for short circuit of threephase transformers using field simulation methods. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 4, 5 (94), pp. 22-28.
DOI: 10.15587/1729-4061.2018.140236.
26. Shkarupylo V. Development of stratified approach to software defined networks simulation / V. Shkarupylo, S. Skrupsky, A. Oliinyk, T. Kolpakova // EasternEuropean Journal of Enterprise Technologies. – 2017. – Vol. 89, Issue 5/9. – P. 67–73.
DOI: 10.15587/1729-4061.2017.110142.
27. Kolpakova, T., Oliinyk, A., Lovkin, V., 2017. Improved method of group decision making in expert systems based on competitive agents selection. IEEE: First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON), Kyiv, pp. 939–943.
DOI: 10.1109/UKRCON.2017.8100388
28. Yarymbash, D., Kotsur, M., Subbotin, S., Oliinyk A., 2017. New Simulation Approach of the Electromagnetic Fields in Electrical Machines. Information and Digital Technologies (IDT'2017), Zilina, pp. 429–434.
DOI: 10.1109/DT.2017.8024332
29. Kotsur, M., Yarymbash, D, Kotsur, I., Bezverkhnia Yu., 2018. Speed Synchronization Methods of the Energy-Efficient Electric Drive System for Induction Motors. IEEE: 14-th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET 2018), Lviv-Slavske, Ukraine, pp. 304-307
DOI:10.1109/TCSET.2018.8336208
30. Oliinyk, A., Zaiko, T., Subbotin, S., 2014. Factor analysis of transaction data bases. Automatic Control and Computer Sciences, 48, 2, pp. 87-96.
31. Oliinyk, A., Subbotin, S., 2016. A stochastic approach for association rule extraction. Pattern Recognition and Image Analysis, 26, 2, pp. 419-426.
32. Oliinyk, A., Zayko, T., Subbotin, S., 2014. Synthesis of Neuro-Fuzzy Networks on the Basis of Association Rules. Cybernetics and Systems Analysis, 50, 3, pp. 348-357.

RESUME

I. Fedorchenko, A. Oliinyk, A. Stepanenko, S. Korniienko, A. Kharchenko, D. Goncharenko

Development of evolutionary algorithms in the problems of managing the assortment of network pharmacies

The article explores the problems and existing methods of optimizing the financial performance of network pharmacies. Proposed a genetic method with the modification of the mutation operator to solve the problem of managing the range of pharmaceutical products based on evolutionary methods. The fundamental difference between the developed genetic algorithm and its existing counterparts is the ability to control the mathematical distribution of the values of the solution, which prevents premature convergence of the genetic algorithm and uses all proposed genes in fractions according to the chosen distribution model. In addition, three modifications to the genetic operator of mutations are proposed. The first modification is to choose the substitution values for a mutation not in a random way, but from a series that obeys the law of normal distribution. The second modification serves to determine the appropriateness of the chromosome mutation, based on knowledge of retrospective and predictive data using as a predictive model of SNM. The third modification is the combination of the two modifications mentioned. The application of the developed methods will lead to a more effective use of the pharmacy area, to reduce unmet demand and, ultimately, to reduce the retail cost of drugs by reducing the costs of storing and servicing the suboptimal loading of the pharmacy.

Надійшла до редакції 03.10.2019